

Una revisión sistemática del uso de patrones neuroanatómicos basados en resonancia magnética

Margarita Pineda Arana, Jesús Jaime Moreno Escobar,
Claudia Lizbeth Martínez González

Instituto Politécnico Nacional
Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica,
México

jemoreno@esimez.mx

Resumen. Las enfermedades mentales están siendo un fenómeno cada vez más común en la población adulta mexicana, se está manifestando en etapas tempranas como la adolescencia, al menos el 25% de la población adulta mexicana cubre los criterios de algún trastorno, afectando el entorno biológico, social, ambiental y psicológico de quien la padece. El objetivo de este análisis es evaluar de manera sistemática la factibilidad de creación de biomarcadores basados en imágenes a partir de MRI por medio de patrones multivariantes para identificar características que puedan diferenciar una persona que tenga alguna enfermedad mental con una persona control regular.

Palabras Clave. Neuroimagen, esquizofrenia, máquinas de vectores de soporte, análisis de neuroimagen, imagen de tensor de difusión.

A Systematic Review of the Use of Neuroanatomical Patterns Based on Magnetic Resonance

Abstract. Mental illnesses are becoming an increasingly common phenomenon in the Mexican adult population, it is manifesting in early stages such as adolescence, at least 25% of the Mexican adult population covers the criteria of some disorder, affecting the biological, social environment, environmental and psychological of those who suffer from it. The main objective of this analysis is to systematically assess the feasibility of creating biomarkers based on images from MRI by means of multivariate patterns to identify characteristics that can differentiate a person who has a mental illness with a regular control person.

Keywords. Neuroimaging, schizophrenia, support vector machines, neuroimaging analysis, diffusion tensor image.

1. Introducción

La esquizofrenia es una enfermedad neuroquímica devastadora, un factor fundamental para mejorar la calidad de vida de las personas es sin duda la salud mental (Raventos & Contreras, 2017). Trastorno de origen psiquiátrico que se relaciona con alteraciones estructurales en diversas zonas del cerebro, frecuente multifacéticas y asociados con alteración de la percepción, con diversas anomalías psicopatológicas cognitivas, positivas y negativas (Gil et al., 2009), ver Figura 1. Persona con diagnóstico esquizofrenia con síntomas y evolución del trastorno. Por un lado, el diagnóstico en psiquiatría se realiza mediante criterios establecidos en diferentes escalas (Yechiam, Hayden, Bodkins, O'Donnell, & Hetrick, 2008). Provenientes de manera general del Manual Diagnóstico y Estadístico de Enfermedades Mentales (DSM) (American Psychiatric Association, 2013) y la Clasificación Internacional de Enfermedades (CIE-10) (Barrera, 2016), la observación de los pacientes, lo que el familiar relata al médico y en la identificación de síntomas característicos comunes, como anomalías en el comportamiento comúnmente conocidos como autoinforme (Zarogianni, Storkey, Johnstone, Owens, & Lawrie, 2017).

A la fecha no se han determinado pruebas físicas que permitan determinar la precisión de algún diagnóstico psiquiátrico, por lo que la búsqueda de biomarcadores (característica somática susceptible de ser medible y



Fig. 1. Evolución de la esquizofrenia, adaptada del sitio web [Consultado el 20 de abril 2018]¹

cuantificable) es uno de los retos para la comunidad científica (Ancín, Cabranes, Santos, Sánchez-Morla, & Barabash, 2013), que ha tenido resultados favorables en diversos estudios que se han realizado (Camacho et al., 2015; Huys, Maia, & Frank, 2016).

Por otro lado, la resonancia magnética es la técnica de neuroimagen funcional ha traído una evolución a la comprensión al área neuronal en el que implican los procesos cognitivos. La fMRI se basa en la respuesta de (BOLD) que dependerá del nivel de oxigenación en la sangre, obtener información sobre la estructura y composición del cuerpo a analizar, dicha imagen se toma a partir de un equipo de imagen de resonancia magnética (IRM), máquinas de gran precisión que obtienen información sobre la distribución de los átomos en el cuerpo humano utilizando el fenómeno de resonancia del campo magnético.

También, un biomarcador biológico se define como una característica que es medible, evaluable objetivamente como un indicador de procesos normales a procesos patológicos de respuesta farmacológica e intervención terapéutica, otros marcadores pueden tratarse de indicadores diagnósticos para la asignación de tratamiento.

Los resultados que se han adquirido a partir de esta investigación son favorables ya que se encontró que herramientas como los algoritmos del aprendizaje automático supervisado son de gran apoyo para la obtención de resultados

favorables e identificar un marcador estratégico de clasificación entre grupos homogéneos que apoye a la respuesta al tratamiento clínico.

El uso de máquinas de vectores de soporte (SVM), algoritmos de aprendizaje automático supervisado, los mapas de altas dimensiones basado en *voxel* materia gris y materia blanca, superficie de área, volumen cortical, y datos que se obtengan de imagen de MRI.

El diseño de este trabajo de revisión siguió un proceso de protocolo internacional para la elaboración de revisiones sistemáticas de la declaración PRISMA (Perestelo-pérez, 2013; Saenz et al., 2017) para tener evidencia científica y utilizar los métodos que permitan generar resultados positivos en la realización de estudios posteriores en el uso de biomarcadores para enfermedades mentales en el contexto de la práctica basada en pruebas científicas, aplicabilidad en la salud mental, diferencias en el uso de algoritmos, posteriormente se expone la metodología de desarrollo, se hace énfasis en las herramientas para el procesamiento de imágenes a partir de MRI.

2. Fases de la revisión sistemática del estado del arte

La revisión de los artículos en el contexto de la práctica basada en las pruebas científicas, justificación y aplicabilidad, el evaluar y analizar los métodos más sobresalientes, predictores para algoritmos de inteligencia artificial, provenientes de los diferentes criterios diagnósticos para diferenciar esquizofrenia y trastorno bipolar, considerando la aplicación de los métodos de diagnóstico tradicionales (Kambeitz, Kambeitz-Illankovic, et al., 2015), el DSM-5, el CIE y el uso de estudios clínicos cerebrales, con el objetivo de determinar posibles biomarcadores que permitan apoyar en la clasificación de estos dos padecimientos.

Esta aproximación permitiría contribuir en el conocimiento de la psiquiatría computacional, particularmente en las características específicas de la población mexicana con trastorno mental.

¹ www.consejomexicanodeneurociencias.org/post/esquizofrenia-causas-s%C3%ADntomas-tratamiento-y-evoluci%C3%B3n

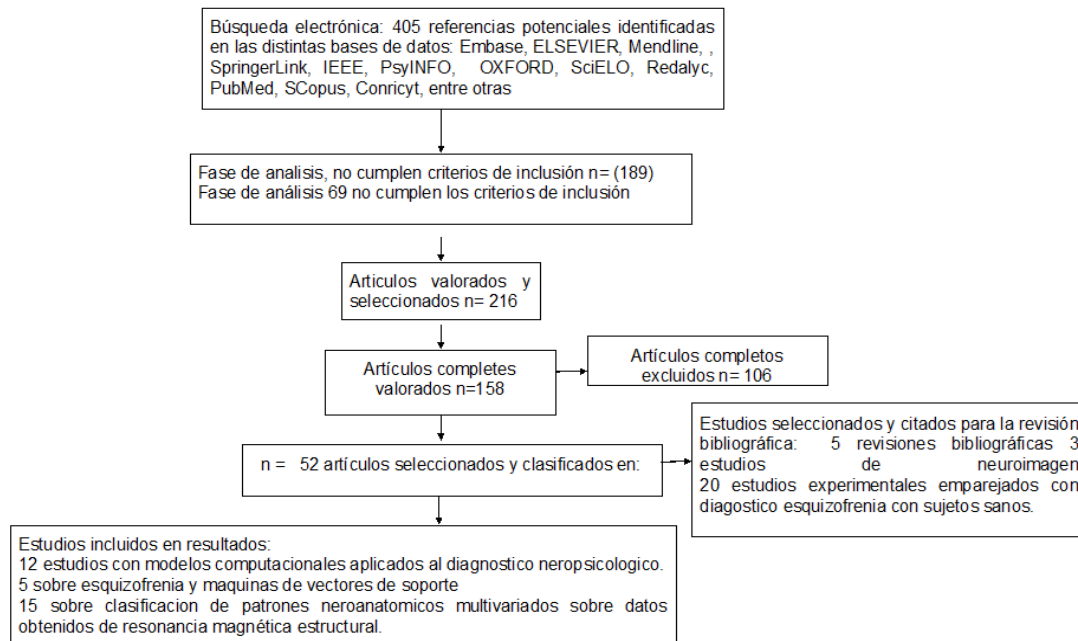


Fig. 2. Diagrama búsqueda de literatura

Evaluación de factibilidad de creación de biomarcadores basados en imágenes por medio de reconocimiento de patrones multivariantes para identificar los patrones de alteraciones cerebrales en personas con esquizofrenia, y trastorno bipolar (TBP) (Salvador et al., 2017).

La mayoría de los estudios se centran en encontrar una respuesta a la detención temprana del estado clínico de que permita que los trastornos psiquiátricos obtener una respuesta temprana al tratamiento (Iniasta, Stahl, & McGuffin, 2016).

En este contexto se investiga herramientas como las máquinas de vectores de soporte, y la posibilidad de apoyo al diagnóstico y respuesta al tratamiento clínico (World Psychiatry (WPA), 2017), e identificación de limitaciones de los enfoques actuales para el desarrollo de biomarcadores, la aplicación de metodologías en el desarrollo de biomarcadores para el desarrollo neurología y sus procesos complejos.

El proceso de revisión bibliográfica se realizó a partir del protocolo de acuerdo con la recomendación internacional para la elaboración de revisiones sistémicas de la declaración PRISMA, se integraron las tres etapas siguientes:

1) Revisión del resumen de los artículos, 2) Revisión de texto completo, 3) Puntualizar los artículos seleccionados (Gutiérrez García, 2017; Perestelo-pérez, 2013).

Los métodos y materiales para el diseño de este trabajo de revisión de artículos científicos fueron recuperados de bases de datos a partir de la búsqueda electrónica de literatura en Embase, Springer, IEEE, Scopus, PubMed, Science Direct, Mendlne, PsycINFO, World Psychiatry, OXFORD, SciELO, Elsevier, existen revisiones posteriores a la nuestra en algunas bases de datos.

Las palabras clave que se utilizaron fueron: Neuroimagen, Computación aplicada al diagnóstico, Esquizofrenia, Máquinas de vectores de soporte, Análisis de neuroimagen por voxel, jICA, Imagen de tensor de difusión, modelos de diagnóstico basados en neuroimagen, Machine Learning, Clasificación por máquinas de vectores de soporte. Se incluyeron los artículos que contaran con las siguientes características: enfoques a partir de inteligencia computacional para identificar datos de neuroimagen de pacientes con esquizofrenia.

Muestras de entrenamiento con máquinas de vectores de soporte, clasificación de enfermedades mentales a partir de neuroimágenes. El periodo revisión comprende del 18 de enero de 2013 al 1 de marzo de 2019.

Criterios de exclusión: Los artículos científicos que se han descartado ha sido por que no incluyen resultados, no es un estudio original, no definen la población de estudio, se realizaron por que no contaba con la información suficiente.

Etapa 1. Revisión del resumen en búsqueda se encontraron 405 estudios de los cuales se realizó una revisión primera lectura, en la Figura 2. Diagrama de flujo de selección de literatura, se detalla el proceso de selección La búsqueda inicial realizada en repositorios de base de datos como Pubmed, Conricyt, Mendline, PsycINFO, IEEE, Embase, Web of Science, Scopus, para la elaboración de revisiones sistemáticas realizada a partir del 1 de enero 2013 hasta mayo del 2018.

Etapa 2. Se realizó a un segundo filtro a partir de las 216 investigaciones y se hace un análisis de la información de cada investigación del que se tomaron los siguientes criterios inclusión para su inclusión: técnicas de análisis de imágenes neurológicas, machine learning, computación aplicada al diagnóstico, aplicación de método de diagnóstico.

Los trabajos analizados en la investigación sobre los nuevos métodos de análisis de imágenes por resonancia magnética (MRI), como el aprendizaje automático (ML), para la optimización al diagnóstico y asignación de tratamiento de forma individualizada, la aplicación de los mapas estadísticos paramétricos es una técnica que se usa en visión de imágenes para el área médica que cada vez a generado mayor confianza e interés en la investigación científica para ello se justifica la importancia y la selección de los trabajos analizados en esta sección.

Etapa 3. La selección definitiva, los artículos seleccionados se realizó a partir de la lectura crítica en la cual solo nos quedamos con 40 artículos, los criterios de inclusión fueron: El análisis espacio temporal de datos de fMRI en el contexto que se analiza y de acuerdo a los modelos estadísticos aplicados, la muestra de análisis investigación experimental de más de 25 personas, uso de métodos estadísticos multivariantes, análisis discriminante lineal,

análisis de componentes principales (en español ACP, en inglés, PCA), MATLAB, uso de software como: NUSDASTA, VBM8 Toolbox, FMRIB, máquinas vectoriales de soporte, aprendizaje de máquinas, permitiendo generar un análisis de fuerzas, debilidades, oportunidades y amenazas (FODA) y proporcionar información relevante para los alcances de la investigación en curso, ver Figura 3. Así, puntualizando aspectos relevantes e importantes dentro de sus fortalezas, como proceso evolutivo de la investigación realizada a partir de la neuroimagen. Con ello se han generado resultados prometedores de identificación en enfermedades psiquiátricas, se ha podido distinguir entre los grupos SZ y HC, facilidad de integración en práctica clínica, pueden generar herramientas de diagnóstico a partir de biomarcadores biológicos, neuroanatomías, y neuropsicológicas se puede obtener una precisión alta del diagnóstico.

Los trabajos analizados en la investigación sobre los nuevos métodos de análisis de imágenes por resonancia magnética (MRI), como el aprendizaje automático (ML), para la optimización al diagnóstico y asignación de tratamiento de forma individualizada, la aplicación de los mapas estadísticos paramétricos es una técnica que se usa en visión de imágenes para el área médica que cada vez ha generado mayor confianza e interés en la investigación científica para ello se justifica la importancia y la selección de los trabajos analizados en esta sección.

3. Resultados

En esta fase se extrajo y se sintetizó la información, en la elección de autores revisados se enfatiza la clasificación de la literatura existente más precisa, desarrollando una perspectiva del tema y evaluando la investigación más reciente. Numerosos estudios han utilizado biomarcadores basados en neuroimágenes como modelo de clasificación; por ejemplo, de esquizofrenia y bipolaridad, específicamente en el análisis de imagen por medio de máquinas de vectores de soporte, ver Tabla 2 Estado del Arte (Cabranes, Santos, chez Morla, & Barabash, 2013; Camacho & Parellada, 2015; Chu et al., 2016; Chyzyk, Savio, & Graña, 2015; Dillon et al., 2017;

Tabla 1. FODA métodos de análisis de imágenes

| Fortalezas | Debilidades |
|--|---|
| <p>Las técnicas de neuroimagen han demostrado ser prometedoras.</p> <p>Existen enfoques se han aplicado con éxito utilizando datos volumétricos.</p> <p>Existen algoritmos que pueden implementarse.</p> <p>Las técnicas de reconocimiento de patrones neuroanatómicas basadas en SVM</p> | <p>Herramientas de diagnóstico subjetivas.</p> <p>Grupos de estudio pequeños y en un contexto.</p> <p>Herramientas de adquisición de imagen RMI no son estandarizadas.</p> <p>Las limitaciones de la aplicación del aprendizaje automático a los datos de neuroimagen</p> <p>La capacidad discriminativa de los algoritmos.</p> <p>Las muestras que se han utilizado han sido significativas.</p> |
| Oportunidades | Amenazas |
| <p>Generar un modelo de base anatómica, talámica y alteraciones.</p> <p>Potencializar la investigación y patrones complejos basado en las diferencias.</p> <p>Diseñar directrices (como el tipo de característica más discriminativa, los pasos de preprocesamiento de datos.</p> <p>Generar una aplicación clínica que complemente el diagnóstico basado en síntomas.</p> | <p>Desafío importante en el campo es encontrar formas de combinar diferentes medidas cerebrales.</p> <p>MRI individuales se encuentran disponibles por lo cual no se pueden realizar comprobación de precisión de resultados.</p> <p>No existe mucho interés y promoción hacia la investigación psiquiátrica.</p> <p>El financiamiento a la investigación científica a la salud mental es muy limitado.</p> |

Hutcheson et al., 2014; Jason, K. Johannesen Jinbo, Bi Ruhua, Jiang Joshua, G.Kenney chi_Ming et al., 2016; Mascolo et al., 2014; P., Mikolas T., Melicher A, Skoch A., Matejka A., Slovakova E., 2016; Zarogianni et al., 2017; T. Zhang, Koutsouleris, Meisenzahl, & Davatzikos, 2015a).

La misma técnica se ha utilizado para padecimientos como psicosis y depresión mostrados en la Tabla 3 (Argyelan et al., 2015; Blair, A., Johnston Benson, Mwangi Keith, Matthews David, Caghill Kerstin, Konrad and J.Douglas et al., 2014; Kambeitz, Kambeitz, et al., 2015; Meng et al., 2016; Redlich et al., 2016; Schnack & Kahn, 2016); Alzheimer, trastorno de ansiedad y para asignar tratamiento individual (Illán et al., 2010); (Quentin J M Huys, 2016);(Schnack & Kahn, 2016);(Johnston et al., 2014).

Algunos autores proponer utilizar estudios para el análisis de datos como resonancia magnética (RM), resonancia magnética funcional (RMf), resonancia magnética estructural (RMI), para la extracción de datos por medio del análisis de imágenes, otros estudios realizaron el análisis de

imágenes con tomografía de emisión de positrones (PET); Electroenfacelograma (EEG) y tomografía computarizada de emisión monofotográfica (SPECT) (L. Zhang et al., 2011); (Sandra k. Loo, 2015); (Benjet et al., 2009).

Las variables que se han utilizado son adquiridas por instrumentos de diagnóstico como: Manual de Diagnóstico y Estadístico de los Trastornos Mentales (DSM), Guía de entrevista estructurada para los trastornos (SCID), Mini entrevista psiquiátrica internacional (MINI), escala de síntomas positivos y negativos (PANSS).

La muestra que utilizan en estas investigaciones son edades entre los 18 y los 45 años de edad, diagnosticados con DSM-SCID de 3 o 4 años con el diagnóstico, medicados, controlados, un mes por lo menos con la misma medicación, ambos géneros, una gran parte ellos solo incluyen entre 20 - 45 personas con diagnóstico esquizofrénico y bipolaridad, en cuatro estudios sugieren que hayan realizado por lo menos un internamiento anteriormente, también incluyen 15-50 controles sanos con el mismo rango de edad y género.

Tabla 2. Métodos: SVM (Maquina de vectores de soporte), Bayesiano. Estudios: RM (Resonancia magnética), EEG (electroencefalograma), IRMf (Resonancia magnética funcional), RMI (Resonancia magnética estructural), PET (Tomografía por emisión de positrones), SPECT (Tomografía computarizada de emisión monofotografica), DTI (Sustancia blanca e imagen de tensor de difusión). Instrumento de diagnóstico: PANSS (Escala de síntomas positivos y negativos), DSM (Manual de diagnóstico y estadístico de los trastornos mentales), SCID (Guía de entrevistas para trastornos mentales), K-SADS-PL (Entrevista diagnóstico para evaluar la psicopatología de niños y adolescentes trasversal y longitudinalmente), SCID-1 (Entrevista clínica estructurada para los trastornos del eje I DSM-IV-SCIDI-I), MATRICS (Fue diseñada para impulsar el desarrollo de una batería cognitiva de consenso que pudiera ser empleada en ensayos), MINI (Mini entrevista psiquiátrica internacional), SSD (Diagnosticado con trastorno bipolar, trastorno depresivo con síntomas psicóticos del espectro esquizofrénico durante el seguimiento), PSYRATS (Escala de clasificación de los síntomas psicóticos, ZS (Esquizofrenia), TB (trastorno bipolar)

| Referencia | Padecimiento | Tipo De Estudio / Datos | Métodos (Machine Learning) | Trabajo Futuro Recomendado |
|--|-----------------------------|--|----------------------------|---|
| (Johnston et al., 2014) | TDAH | IRM, DSM-IV y CIE-10, FBB-HKS para TDAH | SVM | Incluir la comparación de las actuaciones de las diversas técnicas de selección de características, incluyendo la media-umbral y ODVBM. |
| (Josep, Kambeitz Lana, Kambeitz Stefan, Leucht Stephen, Wood Christos, 2015) | Esquizofrenia | Modelo de efectos aleatorios meta-análisis | TP, TN, FP y FN | Investigación sistemática de los factores metodológicos dentro de la misma muestra. |
| (Anticevic et al., 2014) | Esquizofrenia y Bipolaridad | fMRI, PANSS | SVM | Disociar las características de la enfermedad bipolar que son similares a la esquizofrenia. |
| (Camacho et al., 2015) | Esquizofrenia | fMRI, DSM-IV, K-SADS-PL | SVM | Seguimiento más prolongado, una muestra más grande |
| (Jason, K. Johannesen Jinbo, Bi Ruhua, Jiang Joshua, G.Kenney chi_Ming et al., 2016) | SZ | EEG, DSM-IV-TR | SVM | Una estrategia analítica para la reducción de datos y la función de selección de complejos conjuntos de datos de EEG |
| (P., Mikolas T., Melicher A, Skoch A., Matejka A., Slovakova E., 2016) | SZ | fMRI, PANSS, MINI | SVM, RSFC | Uso de algoritmos para la optimización de diagnóstico |
| (Darya, 2015) | Esquizofrenia | fMRI, Elementos B16 de la (SCID) | SVM | Realizar herramientas robustas de datos neuroimagen para crear nuevos criterios de diagnóstico. |
| (Stephan et al., 2017) | Tratamiento individual | fMRI, EEG | Bayesiano | Se puede generar desarrollo de neuroimagen computacional por medio de aplicaciones de diagnóstico. |
| (Huys et al., 2016) | Neurociencia | Enfoques en la teoría impulsada | Bayesiano | Resultados del tratamiento, parece ser muy prometedor. |
| (Zarogianni et al., 2017) | Esquizofrenia | fMRI | SVM | Utilizar una muestra más grande. |
| (Loo, Lenartowicz, & Makeig, 2016) | Psiquiatría infantil | EEG | ERP, pruebas t, ANOVA, | Utilizar técnicas de análisis estadísticos avanzados para un resultado multidimensional |
| (Schnack & Kahn, 2016) | Trastornos psiquiátricos | Meta análisis de ML para SZ | Meta-análisis ML | Crear informes más detallados de la muestra, crear validación cruzada en el centro. |
| (Micoulaud-Franchi et al., 2016) | Salud Mental | AES | Software Philip 2014 | Las AES pueden llegar a ser una nueva forma de administrar y organizar la atención de enfermedades crónicas. |
| (Chu Wen, Huang, Bo Lin, Cheng, 2016) | Esquizofrenia | Imagen de RM T1 | VBM, JICA | Desarrollo de métodos basados en la resonancia magnética funcional como un marcador de base biológica para el diagnóstico médico. |

En varias investigaciones se asume que el uso de métodos como MVS (máquinas de vectores de soporte), utilizando técnicas como modelos lineales, modelos de agrupación, enfoques multimodales, análisis discriminatorio lineal generan resultados positivos en el hallazgo de anomalías en varias estructuras cerebrales en lo cognitivo y la memoria (Anticevic et al., 2014;

Blair, A., Johnston Benson, Mwangi Keith, Matthews David, Caghill Kerstin, Konrad and J.Douglas et al., 2014; Camacho et al., 2015; Chu Wen, Huang, Bo Lin, Cheng, 2016; Darya, Chyzyk, Graña, Manuel Ongür Dös, Shinn, 2015; Illán et al., 2010; Jie et al., 2016; Månsson et al., 2015; Orr, Pettersson, Marquand, Sartori, & Mechelli, 2012; Zarogianni et al., 2017).

Huys et al. (2016) y Stephan et al. (2017) asumen que el uso del método estadístico bayesiano puede ser de gran utilidad para la evaluación y clasificación de datos extraídos de imágenes (Huys et al., 2016; Stephan et al., 2017). Kambeitz et al. (2015) y Schack y Kahn (2016) realizaron un meta-análisis de los estudios que se han realizado para el rendimiento, el nivel de precisión, la sensibilidad, y la especificidad, concluyendo que el desarrollo de biomarcadores son confiables para la generación de un diagnóstico cuantitativo (Kambeitz, Kambeitz, et al., 2015; Schnack & Kahn, 2016).

En los 34 artículos que se analizaron 20 de ellos tienen como resultado una precisión del 85.0 al 88.4 %, una sensibilidad del 85 al 91.9 % y una especificidad del 80 al 84% en los análisis discriminatorios de los pacientes; diez estudios tienen como resultado una precisión del 79% al 85%, una sensibilidad del 88% al 90% y una especificidad del 80 al 85 % (Anticevic et al., 2014; Camacho et al., 2015; Chyzyk et al., 2015; Hutcheson et al., 2014; Jason, K. Johannesen Jinbo, Bi Ruhua, Jiang Joshua, G.Kenney chi_Ming et al., 2016; Månsson et al., 2015; Mascolo et al., 2014; Redlich et al., 2016; Schnack & Kahn, 2016; L. Zhang et al., 2011).

Estos estudios sugieren que métodos como MVS pueden revelar mecanismos neurobiológicos en enfermedades psiquiátricas y el análisis de imágenes como RM pueden generar biomarcadores potenciales para el diagnóstico de la enfermedad, lo que podría posteriormente impactar en la rehabilitación cognitiva- social.

Las recomendaciones que realizan dichos estudios son las siguientes. Se sugiere realizar estudios con muestras más grandes y en un periodo de tiempo más prolongado; generar modelos de análisis de imágenes; dissociar las características del trastorno bipolar con las de la esquizofrenia que son similares y analizarlas por separado; crear nuevos criterios para el uso de inteligencia computacional y proporcionar herramientas robustas para extraer los datos de neuroimágenes; desarrollar métodos basados en RMf como un marcador de base biológica para el diagnóstico médico. Así, se debe dissociar las características del trastorno bipolar que son similares a las de la esquizofrenia.

Con ello, la creación de una metodología para el análisis de las redes de actividades cerebrales con datos extraídos de RMf; hacer modelos robustos y multimodales de pronóstico para la respuesta al tratamiento; estandarizar el uso de informes y pruebas cognitivas; usar el método de clasificación de máquinas de vectores de soporte para la adquisición de datos por imagen de RMf; comparación sistemática con más de dos algoritmos para asumir la veracidad. Cabe mencionar que el contexto físico de los estudios es Estados Unidos y países europeos como España.

4. Discusión de resultados

Es importante definir primero el término de visión por computadora, la cual es una técnica relativamente moderna que se está aplicando en el área neurológica y neuropsiquiatría, la cual consiste en la obtención de imágenes en línea a través de matrices de sensores sensibles a la luz (CCD o CMOS), posteriormente se realiza un tratamiento mediante técnicas de análisis de imagen y la tarea sobre el proceso del manejo de la imagen y su calidad (Oostendorp, 2012).

Con las técnicas de procesamiento de imagen aplicadas a imágenes de resonancia magnética se ha logrado a través de algoritmos que las imágenes tengan una mejora en la apariencia de la imagen original, el mejorar la apariencia de la imagen aún es limitada ya que depende de las características que se quieran resaltar, la técnica de procesamiento o el tratamiento que se le dé a la imagen (Yang, Xu Ling, 2015).

La mayoría de las técnicas de procesamiento de imágenes realizan los procesos de forma muy similar y con características como son el procesador, el algoritmo de pretratamiento y filtrado de la imagen, de segmentación y reconocimiento de formas, de extracción de descriptores y de clasificación (Oostendorp, 2012).

Los algoritmos que más utilizan, se segmentan en dos grupos de acuerdo al control del espacio o de la frecuencia, el primero se caracteriza por la modificación directa de los píxeles de la imagen haciendo uso de algoritmos locales que transformarán o bien el valor de cada píxel tomado individualmente, o en conjunto.

Tabla 3. Métodos: SVM (Maquina de vectores de soporte), Bayesiano. Estudios: RM (Resonancia magnética), EEG (electroencefalograma), IRMf (Resonancia magnética funcional), RMI (Resonancia magnética estructural), PET (Tomografía por emisión de positrones), SPECT (Tomografía computarizada de emisión monofotografica), DTI (Sustancia blanca e imagen de tensor de difusión). Instrumento de diagnóstico: PANSS (Escala de síntomas positivos y negativos), DSM (Manual de diagnóstico y estadístico de los trastornos mentales), SCID (Guía de entrevistas para trastornos mentales), K-SADS-PL (Entrevista diagnóstico para evaluar la psicopatología de niños y adolescentes transversal y longitudinalmente), SCID-1 (Entrevista clínica estructurada para los trastornos del eje 1DSM.IV-SCIDI-I), MATRICS (Fue diseñada para impulsar el desarrollo de una batería cognitiva de consenso que pudiera ser empleada en ensayos), MINI (Mini entrevista psiquiátrica internacional), SSD (Diagnosticado con trastorno bipolar, trastorno depresivo con síntomas psicóticos del espectro esquizofrénico durante el seguimiento), PSYRATS (Escala de clasificación de los síntomas psicóticos)

| Referencia | Padecimiento | Tipo De Estudio / Datos | Métodos (Machine Learning) | Precisión | Trabajo Futuro Recomendado |
|---|------------------------------------|---|--|-----------|---|
| (Meng et al., 2017) | Técnicas de neuroimagen | fMRI, (fALFF), SMRI, DTI, PANSS | ROI, ReliefF, CFS | NM | Considerar el factor de confusión potencial género, predicción de la puntuación cognitiva o sintomática |
| (T. Zhang, Koutsouleris, Meisenzahl, & Davatzikos, 2015b) | Esquizofrenia | Prueba neuropsicológicas | SVM | 90% | Investigación de cambios heterogéneos en los volúmenes de materia blanca, que puede reflejar el grado de mielinización en la sustancia blanca. |
| (Besga et al., 2015) | Alzheimer y Trastorno Bipolar | Pruebas neuropsicológicas | SVM | 97,21% | Construcción de un sistema de CAD en las bases de datos más grandes, estos hallazgos podrían ayudar en la identificación de nuevas vías terapéuticas para el tratamiento y diagnóstico |
| (Jie et al., 2016) | Bipolaridad y Depresión | fMR | SVM-FOBA | 88% | Crear biomarcadores para diferenciar BD de MDD, que debe ser confirmada en estudios futuros. |
| (Hutcheson, Clark, Bolding, White, & Lahti, 2014) | Esquizofrenia | fMRI | SVM | NM | |
| (Argyelan et al., 2015) | Psicosis | fMRI | ICA | 90% | Estos hallazgos sugieren que la se realice un análisis para ver la conectividad funcional entre el núcleo caudado y redes corticales se ve perjudicada en la esquizofrenia |
| (Mascolo, Guccione, Nico, Taurisano, & Fazio, 2014) | Esquizofrenia | fMRI | Algoritmo CCA | 94,4% | Creación de una metodología para la estimación y el análisis de las redes de activación cerebral de datos de la fMR |
| (Månsson et al., 2015) | Trastorno de ansiedad social (SAD) | Análisis | SVM | 95% | Seguimiento de la interacción psicofisiológica reveló que la menor DACC acoplamiento amígdala se asoció con una mejor respuesta al tratamiento a largo plazo |
| (Gillan & Whelan, 2017) | Tratamientos para psiquiatría | fMRI | Machine Learning | 84% | Generar modelos robustos y multimodales de predicción para la respuesta al tratamiento, Modelos de grandes datos, Estandarizar el uso de Informes, Pruebas cognitivas, Métodos de adquisiciones MRI |
| (Redlich et al., 2016) | Depresión | MRI, ECT | SVM | 78,3% | Usar muestras más uniformes |
| (Falkenberg et al., 2017) | Psicosis | DSM - IV, PANNS SMRI, fMRI, DTI | SVM, Enfoque multimodal, Matlab 7.1, SPM8, LOOCV | 73,33% | Muestra más grande. |
| (Chu, Huang, Jian, Hsu, & Cheng, 2016) | Esquizofrenia | Resonancia magnética (IRM), PANSS, MINI | SVM, Matlab | 91.75%. | Llevarlo a la práctica como predictores de diagnóstico |
| (Zarogianni et al., 2017) | Esquizofrenia | IRM (funcional y estructural) | Machine Learning (ML), MVS, ICA | 85.00% | Diseñar una metodología para estimación y análisis de las redes de activación cerebral de datos de la fMR |
| (Dillon, Calhoun, & Wang, 2017) | Esquizofrenia | fMRI, DMS 5 | Modelo Lineal, Machine Learning, PCA | 90% | El uso de herramientas como big data puede generar datos muy valiosos. |

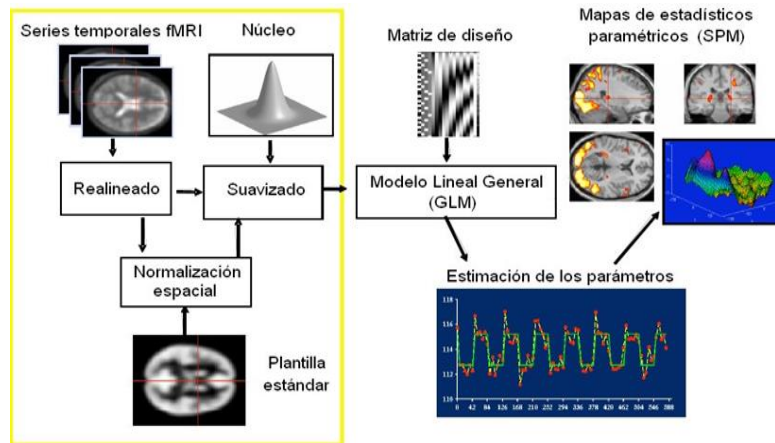


Fig. 3. Ejemplo de modelo de un sistema SPM

El segundo se basa en la frecuencia, se modifica por medio de la transformada de Fourier de la imagen, en muchos casos se usan en conjunto (Mandlik, 2016).

La visión por computadora aplicada a la neuropsiquiatría ha venido a proporcionar información valiosa y con ello expectativas esperanzadoras en el ámbito científico y médico, retos por lograr para la disciplina. La técnica actúa sobre una representación de la realidad que le proporciona información sobre brillo, colores, formas, etc.; las representaciones son en forma de imágenes estáticas, escenas tridimensionales o imágenes en movimiento (Alegre et al., 2016; Mandlik, 2016).

Los mapas estadísticos paramétricos son una técnica que se usa en visión de imágenes para el área médica, el compilador mapeo paramétrico estadístico (SPM) es herramienta que se utiliza para la búsqueda de regiones de interés en imágenes de tomografía por emisión de positrones (PET), Tomografía por Emisión de Fotón Único (SPECT) o Resonancia Magnética funcional (fMRI).

SPM en la actualidad se usa en las ciencias médicas en las áreas de psiquiatría, psicología, neurología, para la investigación de enfermedades mentales (Zhu Qi, 2018). Los mapas paramétricos en SPM son imágenes que en vóxeles representan valores que están distribuidos de acuerdo con una función de densidad de probabilidad.

Una imagen de una fMRI tiene que pasar por diferentes procesos para la reducción de componentes de varianza no requeridos y poder llevar a cabo el estudio estadístico (García Enríquez & Ibarra Bonilla, 2009), el pre procesamiento tiene dos fases, la primera fase es el análisis estadístico, la segunda fase es la inferencia estadística (Yang, Xu Ling, 2015).

Es necesario así un realineado, el cual es una fase que se encuentra dentro del pre procesamiento, se aplica si se tienen varias imágenes del mismo sujeto. Se estima la diferencia de posición entre las distintas imágenes por la colocación de la cabeza de los sujetos dentro del resonador o dispositivo de imagen fMRI (Mandlik, 2016), para la corrección se hacen las traslaciones y rotaciones para que compensen la diferencia, de forma que las imágenes coincidan en el espacio en común (Yang, Xu Ling, 2015).

Finalmente la fase de normalización espacial hace el análisis de vóxel a vóxel, los datos de un sujeto tienen que ser igual al espacio anatómico estándar, dominándola normalización espacial, permite la comparación entre sujetos y la presentación de resultados de manera más precisa (Mandlik Pravin, 2016). En la normalización espacial se hace una deformación elástica de las imágenes de manera que sea igual aun patrón anatómico estándar, para que la transformación sea exitosa, las imágenes deben de ser muy similares al patrón tanto en morfometría como en contraste (Easton, 2010).

La guía para construir el patrón de imágenes con fMRI, se ponen en simetría cada imagen cerebral de cada sujeto con una localización homóloga en el espacio estándar, también permitirá la comparación voxel a voxel de las imágenes y facilitará la localización de las áreas funcionales. Normalización espacial debe validarse mediante comparación visual de las imágenes normalizadas con el patrón. La diferencia se tiene que encontrar en los diferentes niveles de intensidad, por las características metabólicas del sujeto. También existirá diferencia en el ruido presente de la imagen.

El suavizado de la imagen o filtrado espacial: es una transformación en la que los vóxeles se promedian con sus vecinos, generando un suavizado de las imágenes más o menos pronunciadas en función de el parámetro amplitud total a media altura. El cual contiene unidades espaciales y mide el grado de suavizado, tiene unidad espacial y mide el grado de suavizado: a mayor suavizado (Yang, Xu Ling, 2015).

Se utilizan reglas de al menos, tres veces mayor que el tamaño de voxel. El grado de filtrado afectara el resultado lo que se debe respetar a función del tamaño esperado de las áreas de activación, el número de pacientes y el ruido de las imágenes (Oostendorp, 2012).

El suavizado de las imágenes tiene varios objetivos. El primero es aumentar la relación señal/ruido, ya que elimina las componentes ruidosas de la imagen. En segundo lugar, suavizar las imágenes para garantiza que los cambios entre sujetos se presentarán en escalas suficientemente grandes como para ser anatómicamente significativas. En tercer lugar para filtrar las imágenes es que así se ajustan mejor a un modelo de campos gaussianos, es importante porque la inferencia estadística utiliza la teoría de campos gaussianos para localizar efectos regionales específicos (T. Zhang et al., 2015b).

Después de la filtración las imágenes están listas para ser analizadas estadísticamente, las etapas anteriores al análisis estadístico sólo deben efectuarse una vez. La Figura 3 se muestra un modelo del análisis de imagen compilado en SMP (Zhang Tianhao & Meisenzahl Eva, Davatzikos, 2015).

Se afirma que existen clara diferencia entre un cerebro normal y uno que tiene esquizofrenia o

trastorno bipolar. La investigación de patrones de anomalías cerebrales para la diferenciación basada en RMf para el trastorno bipolar a tenido una precisión del 92% y del 91% eficazmente para la esquizofrenia. La clasificación multigrupo cruzada nosológica en base a una biblioteca de MVS pueden ayudar a diferenciar de forma fiable los síntomas de otros trastornos. Técnicas de reconocimiento de patrones neuroanatomías pueden mejorar la fiabilidad de diagnóstico de algoritmos multivariante a partir de datos clínicos para la detección temprana y el pronóstico de la enfermedad.

Los modelos más prometedores deben probarse en muestras independientes para demostrar su precisión diagnóstica.

Existe una gran necesidad de técnicas que puede extraer información de forma robusta para poder pronosticar un diagnóstico cuantitativo en población con enfermedad mental.

Apartar del análisis sistemático del trabajo elaborado a la fecha se han algunas suposiciones generadas a partir de los factores metodológicos dentro de la misma muestra podría generar mayor precisión. Existen superposición significativa entre fisiopatológico y elementos de la enfermedad.

El identificar las regiones cerebrales más relevantes para un diagnóstico prometedor para las enfermedades mentales usando la neuroimagen, son un nuevo método para mejorar los resultados y limitar los efectos negativos de la enfermedad no tratada. Los problemas que se han tenido en investigaciones posteriores en la aplicación de modernos métodos de aprendizaje automático han tenido dificultades de seguimiento en esta aplicación, especialmente cuando se utilizan poblaciones grandes y heterogéneas para las muestras.

El generar mejores biomarcadores a partir de modelos cerebrales aún no han generado un impacto sustentable en la práctica clínica y en la salud pública, aunque la sinergia en desarrollo entre las técnicas de análisis emergentes y las iniciativas de intercambio de datos tiene las bases suficientes para transformar el papel de la neuroimagen en aplicaciones clínicas.

Las principales barreras que se han generado a partir de la creación de dichos modelos para el desarrollo de biomarcadores que se pudieran reproducir y aplicarse en contextos múltiples y

aplicarse en entornos clínicos tendrían que tener tres bases firmes: contextualizar procesos mentales relevantes y uso de técnicas de reconocimiento de patrones multivariantes para desarrollar firmas cerebrales para resultados clínicos; después la efectividad y eficiencia de su valor diagnóstico; y finalmente un plan de investigación amplio, seguido de una evaluación cada vez más rigurosa de generalización entre muestras, contextos de investigación y poblaciones. Modelos cada vez más perfeccionados superan los obstáculos en la neurociencia básica a una mejor salud y, en última instancia, servirán tanto para objetivos básicos como aplicados.

5. Conclusiones

Los estudios analizados han demostrado que existe una alta probabilidad de éxito para la clasificación de la estructura un grupo SZ y HC. El uso de métodos estadísticos y de clasificación, como son las MVS y las imágenes de resonancias magnéticas actúa como un marcador de base biológica de apoyo al diagnóstico médico. Por otro lado, hace falta la integración multidisciplinaria que integra la práctica clínica como la neuropsicología, neuroanatomía y los marcadores genéticos ya que estos podrían generar diagnóstico cuantitativo y darle un tratamiento correcto al paciente.

Los algoritmos de clasificación han generado una precisión hasta del 92% en la tasa de clasificación de personas con TB, esquizofrenia y los participantes normales. Una herramienta de uso clínico para el diagnóstico de esquizofrenia es el PANSS, la misma que se puede utilizar para la diferenciación estructural del cerebro junto con las MVS. También se identificó que la combinación de modelos puede ser una alternativa viable ya que se pueden obtener datos más precisos y crear modelos más grandes.

Agradecimientos

Este artículo cuenta con el apoyo del Instituto Politécnico Nacional a través de los Proyectos SIP No. 20190046 y 20196335. La investigación descrita en este trabajo se llevó a cabo en la

Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica, Campus Zacatenco. Cabe señalar los resultados de este trabajo fueron realizados por la estudiante de doctorado Margarita Pineda.

Referencias

1. Alegre, E., Pajares, G., & Junio, E. (2016). *Conceptos y Métodos en Visión por Computadora*.
2. American Psychiatric Association. (2013). Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders. *DSM-5 (Fifth Ed.)*, American Psychiatric Publishing, Vol. 51, No. 1, pp. 61–64.
3. Ancín, I., Cabranes, J.A., Santos, J.L., Sánchez-Morla, E., & Barabash, A. (2013). Executive deficits: A continuum schizophrenia–bipolar disorder or specific to schizophrenia?. *Journal of Psychiatric Research*, Vol. 47, No. 11, pp. 1564–1571. DOI:10.1016/j.jpsychires.2013.07.008.
4. Anticevic, A., Cole, M.W., Repovs, G., Murray, J. D., Brumbaugh, M.S., Winkler, A.M., & Glahn, D.C. (2014). Characterizing thalamo-cortical disturbances in Schizophrenia and bipolar illness. *Cerebral Cortex*, Vol. 24, No. 12, pp. 3116–3130. DOI: 10.1093/cercor/bht165.
5. Argyelan, M., Gallego, J.A., Robinson, D.G., Ikuta, T., Sarpal, D., John, M., & Szeszko, P.R. (2015). Abnormal Resting State fMRI Activity Predicts Processing Speed Deficits in First-Episode Psychosis. *Neuropsychopharmacology*, Vol. 40, No. 7, pp. 631–1639. DOI: 10.1038/npp.2015.7.
6. Barrera-Valencia, M. (2016). Están los cambios en los sistemas de clasificación (DSM y CIE) reflejando realmente los avances en la comprensión de la enfermedad mental. *Revista de Psicología Universidad de Antioquia*, Vol. 8, No. 2, pp. 7–9. DOI: 10.17533/udea.rpsua.v8n2a01.
7. Benjet, C., Borges, G., Mora, M., Elena, M., Zambrano, J., & Gaxiola, S. (2009). Youth mental health in a populous city of the developing world: Results from the mexican adolescent mental health survey. *Journal of Child Psychology and Psychiatry and Allied Disciplines*, Vol. 50, No. 4, pp.386–395. DOI: 10.1111/j.1469-7610.2008.01962.x.
8. Besga, A., Gonzalez, I., Echeburua, E., Savio, A., Ayerdi, B., Chyzyk, D., & Gonzalez-Pinto, A. M. (2015). Discrimination between Alzheimer's disease and late onset bipolar disorder using multivariate analysis. *Frontiers in Aging Neuroscience*. DOI: 10.3389/fnagi.2015.00231
9. Johnston, B.A., Mwangi, B., Matthews, K., Coghill, D., Konrad, K., & Steele, J.D. (2014).

- Brainstem Abnormalities in Attention Deficit Hyperactivity Disorder Support High Accuracy Individual Diagnostic Classification. *Human Brain mapping*, Vol. 35, No. 10, pp. 5179–5189. DOI: 10.1002/hbm.22542.
10. Cabranes, J., Santos, J., chez Morla, & Barabash, A. (2013). Executive deficits: A continuum schizophrenia-bipolar disorder or specific to schizophrenia?. *Journal of Psychiatric Research*, Vol. 47, No. 11, pp. 1564–1571. DOI: 10.1016/j.jpsychires.2013.07.008.
 11. Pina-Camacho, L., Garcia-Prieto, J., Parellada, M., Castro-Fornieles, J., Gonzalez-Pinto, A.M., Bombin, I., Graell, M., Paya, B., Rapado-Castro, M., Janssen, J., Baeza, I., Del Pozo, F., Desco, M., & Arango, C. (2015). Predictors of schizophrenia spectrum disorders in early-onset first episodes of psychosis: a support vector machine model. *European Child and Adolescent Psychiatry*, Vol. 24, No. 4, pp. 420–440. DOI: 10.1007/s00787-014-0593-0.
 12. Chu, W.L., Huang, M.W., Jian, B.L., Hsu, C.Y., & Cheng, K.S. (2016). *A Correlative Classification Study of Schizophrenic Patients with Results of Clinical Evaluation and Structural Magnetic Resonance Images*. Hindawi Publishing Corporation. DOI: 10.1155/2016/7849526.
 13. Chyzyk, D., Savio, A., & Graña, M. (2015). Computer aided diagnosis of schizophrenia on resting state fMRI data by ensembles of ELM. *Neural Networks*, Vol. 68, pp. 23–33. DOI: 10.1016/j.neunet.2015.04.002.
 14. Chyzyk, D., Graña, M., Ongür, D., & Shinn, A.K. (2015). Discrimination of Schizophrenia Auditory Hallucinators by Machine Learning of Resting-State Functional MRI. *International Journal of Neural Systems*, Vol. 25, No. 3, DOI: 10.1142/S0129065715500070.
 15. Dillon, K., Calhoun, V., & Wang, Y.P. (2017). A robust sparse-modeling framework for estimating schizophrenia biomarkers from fMRI. *Journal of Neuroscience Methods*, Vol. 276, pp. 46–55. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2016.11.005.
 16. Easton, R. (2010). *Fundamentals of Digital Image Processing*. pp. 1–209.
 17. Falkenberg, I., Benetti, S., Raffin, M., Wuyts, P., Pettersson-Yeo, W., Dazzan, P., Morgan, K.D., Murray, R.M., Marques, T.R., David, A.S., Jarosz J., Simmons, A., Williams, S., & McGuire, P. (2017). Clinical utility of magnetic resonance imaging in first-episode psychosis. *The British Journal of Psychiatry*, Vol. 211 No. 4, pp. 231–237. DOI: 10.1192/bjp.bp.116.195834.
 18. García-Enríquez, I.J., Ibarra-Bonilla, M.N., & Ramírez-Cortés, J.M. (2009). *Segmentación de rostro por color de la piel aplicado a detección de somnolencia en el conductor*. pp. 67–72.
 19. Gil, D., Bengochea, R., Arrieta, M., Fernández, M., Álvarez, A., Sánchez, R., Prat, R., & Arce, A. (2009). Validez del factor cognitivo de la PANSS como medida del rendimiento cognitivo en esquizofrenia. *Revista de Psiquiatría y Salud Mental*, Vol. 2 No. 4, pp. 160–168. DOI: 10.1016/S1888-9891(09)73234-3.
 20. Gillan, C.M. & Whelan, R. (2017). What big data can do for treatment in psychiatry. *Current Opinion in Behavioral Sciences*, Vol. 18, pp. 34–42. DOI: 10.1016/j.cobeha.2017.07.003.
 21. Hutcheson, N.L., Clark, D.G., Bolding, M.S., White, D.M., & Lahti, A.C. (2014). Basal ganglia volume in unmedicated patients with schizophrenia is associated with treatment response to antipsychotic medication. *Psychiatry Research – Neuroimaging*, Vol. 22, No. 1, pp. 6–12. DOI: 10.1016/j.psychresns.2013.10.002.
 22. Huys, Q. J. M., Maia, T. V., & Frank, M. J. (2016). Computational psychiatry as a bridge from neuroscience to clinical applications. *Nature Neuroscience*, Vol. 19, No. 3, pp. 404–413. DOI: 10.1038/nn.4238.
 23. Illán, I.A., Górriz, J.M., López, M.M., Ramírez, J., Salas-Gonzalez, D., Segovia, F., Chaves, R., & Puntonet, C.G. (2010). Computer aided diagnosis of Alzheimer's disease using component based SVM. *Applied Soft Computing*, Vol. 11 No. 2, pp. 2376–2382 DOI: 10.1016/j.asoc.2010.08.019.
 24. Johannesen, J.K., Bi, J., Jiang, R., Kenney J.G., & Chen, C.M.A. (2016). Machine Learning identification of EEG features predicting working memory performance in schizophrenia and healthy adults. *Neuropsychiatric Electrophysiology*, Vol. 2, No. 3, pp. 1–31. DOI: 10.1186/s40810-016-0017-0.
 25. Jie, N.F., Osuch, E.A., Zhu, M.H., Wammes, M., Ma, X.Y., Jiang, T.Z., Sui, J., & Calhoun, V.D. (2016). Discriminating Bipolar Disorder from Major Depression using Whole-Brain Functional Connectivity: a Feature Selection Analysis with SVM-FoBa Algorithm. *J Sign Process Syst.*, Vol. 90, No. 2, pp. 259–271. DOI: 10.1007/s11265-016-1159-9.
 26. Johnston, B.A., Mwangi, B., Matthews, K., Coghill, D., Konrad, K., & Steele, J.D. (2014). Brainstem abnormalities in attention deficit hyperactivity disorder support high accuracy individual diagnostic classification. *Human Brain Mapping*, Vol. 35, pp. 5179–5189. DOI: 10.1002/hbm.22542.

27. **Kambeitz, J., Kambeitz-Ilankovic, L., Leucht, S., Wood, S., Davatzikos, C., Malchow, B., Falkai P. & Koutsouleris, N. (2015).** Detecting Neuroimaging Biomarkers for Schizophrenia A Meta-Analysis of Multivariate Pattern Recognition Studies. *Neuropsychopharmacology*, Vol. 40, pp. 1742–1751. DOI: 10.1038/npp.2015.22.
28. **Loo, S., Lenartowicz, A., & Makeig, S. (2016).** Use of EEG biomarkers in child psychiatry research. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, Vol. 57, No. 1, pp. 4–17. DOI:10.1111/jcpp.12435
29. **Mandlik, P.T. (2016).** Raspberry-Pi Based Real Time Lane Departure Warning System using Image Processing. *International Journal of Engineering Research & Technology*, Vol. 5, No. 6, pp. 762–766. DOI: 10.17577/IJERTV5IS060725.
30. **Mandlik, P.T. & Deshmukh, A.B. (2016).** Image Processing based Lane Departure Warning System Using Hough Transform and Euclidean Distance. *International Journal of Research and Scientific Innovation*, Vol. III No. X, pp. 41–46.
31. **Månsson, K., Frick, A., Boraxbekk, C.J., Marquand, A., Williams, S., Carlbring, P., Andersson, G., & Furmark, T. (2015).** Predicting long-term outcome of Internet-delivered cognitive behavior therapy for social anxiety disorder using fMRI and support vector machine learning. *Translational Psychiatry*, Vol. 5. DOI: doi.org/10.1038/tp.2015.22.
32. **Mascolo, L., Guccione, P., Nico, G., Taurisano, P., & Fazio, L. (2014).** Data driven analysis of functional brain networks in fMRI for schizophrenia investigation. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, Vol. 24, pp. 239–248. DOI: 10.1002/ima.22099.
33. **Menga, X., Jiang, R., Lin, d., Bustillo, J., Jones, T., Chen, J., Yu, Q., Du, Y., Zhang, D., Jiang, T., Sui, J., Calhoun, V.D. (2017).** Predicting individualized clinical measures by a generalized prediction framework and multimodal fusion of MRI data. *NeuroImage*, Vol. 145, pp. 218–229. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2016.05.026.
34. **Micoulaud-Franchi, J.A., Sauteraud, A., Olive, J., Sagaspe, P., Bioulac, S., & Philip, P. (2016).** Validation of the French version of the Acceptability E-scale (AES) for mental E-health systems. *Psychiatry Research*, Vol. 237, pp. 196–200. DOI: 10.1016/j.psychres.2016.01.043.
35. **OMS (2015).** *Plan de Acción sobre Salud Mental 2015-2020*.
36. **Demaagd, K., Oliver, A., Oostendorp, N., & Scott, K. (2012).** *Practical Computer Vision with SimpleCV*.
37. **Organizacion Panoamericana de Salud (2017).** *Depresión y otros trastornos mentales comunes Estimaciones sanitarias mundiales*.
38. **Orr, G., Pettersson, W., Marquand, A.F., Sartori, G., & Mechelli, A. (2012).** Using Support Vector Machine to identify imaging biomarkers of neurological and psychiatric disease: A critical review. *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, Vol. 36, No. 4, pp. 1140–1152. DOI: 10.1016/j.neubiorev.2012.01.004.
39. **Mikolas, P., Melicher, T., Skoch, A., Matejka, A., Slovakova, A., Bakstein, E., Hajek, T., & Spaniel, F. (2016).** Connectivity of the anterior insula differentiates participants with first-episode schizophrenia spectrum disorder from controls a machine learning study. *Psychological Medicine*, Vol. 46, pp. 2695–2704. DOI: 10.1017/S0033291716000878.
40. **Perestelo-Pérez, L. (2013).** Standards on how to develop and report systematic reviews in Psychology and Health. *International Journal of Clinical and Health Psychology*, Vol. 13, No. 1, pp. 49–57. DOI: 10.1016/S1697-2600(13)70007-3.
41. **Huys, Q.J.M., Mai, T.V., & Frank, M.J. (2016).** Computational psychiatry as a bridge from neuroscience to clinical applications. *Nature Neuroscience*, Vol. 19, pp. 404–413. DOI: 10.1038/nn.4238.
42. **Raventos, H. & Contreras, J. (2017).** Revisión El diagnóstico en psiquiatría: una discusión teórica y práctica para el abordaje clínico. *Acta Médica Costarricense*, Vol. 59, No. 4, pp. 134–137.
43. **Redlich, R., Opel, N., Grotegerd, D., Dohm, K., Zaremba, D., Bürger, C., & Zavorotnyy, M. (2016).** Prediction of Individual Response to Electroconvulsive Therapy via Machine Learning on Structural Magnetic Resonance Imaging Data. *Jama Psychiatry*, pp. 1–8. DOI: 10.1001/jamapsychiatry.2016.0316.
44. **Regla, A. & Beltrán, C. (2015).** Algunas consideraciones teóricas relacionadas con el estudio de la esquizofrenia. *Revista Información Científica*, Vol. 93, No. 5.
45. **Saenz, B.M., Fernández, L.N., Aguerri, L.A., Lavela, E.L., García, F., & Díaz, I. (2017).** Psiquiatría Biológica genéticos en la respuesta al litio en pacientes con trastorno bipolar tipo I. *Psiquiatría Biológica*, Vol. 24, No. 3, pp. 106–112. DOI:10.1016/j.psiq.2017.10.005.
46. **Salvador, R., Radua, J., Canales-Rodríguez, E.J., Solanes, A., Sarroa, S., Goikolea, J.M., Valiente, A., Monté, G.C., Natividad, M.D.C., Guerrero-Pedraza, A., Moro, N., Fernández-Corcuera, P., Amann, B.L., Maristany, T., Vieta, E., McKenna,**

- P.J., & Pomarol-Clote, E. (2017).** Evaluation of machine learning algorithms and structural features for optimal MRI-based diagnostic prediction in psychosis. *PLoS ONE*, Vol. 12, No. 4, DOI: 10.1371/journal.pone.0175683.
- 47. Hernández-Sampieri, R., Fernandez-Collado, C., & Baptista-Lucio, P. (2010).** *Metodología de la investigación*. McGrawHil, México.
- 48. Loo, S.K., Lenartowicz, A., & Makeig, S. (2015).** Research Review: Use of EEG biomarkers in child psychiatry research – current state and future directions. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, Vol. 57, No. 1, pp. 4–17. DOI: 10.1111/jcpp.12435.
- 49. Schnack, H.G. & Kahn, R.S. (2016).** Detecting neuroimaging biomarkers for psychiatric disorders: Sample size matters. *Frontiers in Psychiatry*. DOI: Vol. 7, 1–12.10.3389/fpsy.2016.00050
- 50. Stephan, K.E., Schlagenhaut, F., Huys, Q.J.M., Raman, S., Aponte, E.A., Brodersen, K.H., Rigoux, L., Moran, R.J., Daunizeau, J., Dolan, R.J., Friston, K.J., & Heinz, A. (2017).** Computational neuroimaging strategies for single patient predictions. *NeuroImage*, Vol. 145, pp. 180–190. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2016.06.038.
- 51. Yang, Xu Ling, Z. (2015).** Research on lane detection technology based on opencv. *ICMEIS'15*, pp. 994–997. DOI: 10.2991/icmeis-15.2015.187.
- 52. Yechiam, E., Hayden, E.P., Bodkins, M., O'Donnell, B.F., & Hetrick, W.P. (2008).** Decision making in bipolar disorder: a cognitive modeling approach. *Psychiatry Research*, Vol. 161, No. 2, pp. 142–152. DOI:10.1016/j.psychres.2007.07.001.
- 53. Zarogianni, E., Storkey, A.J., Johnstone, E.C., Owens, D.G.C., & Lawrie, S.M. (2017).** Improved individualized prediction of schizophrenia in subjects at familial high risk, based on neuroanatomical data, schizotypal and neurocognitive features. *Schizophrenia Research*, Vol. 181, pp. 6–12. DOI: 10.1016/j.schres.2016.08.027.
- 54. Zhang, L., Li, C.T., Su, T.P., Hu, X.Z., Lanus, R.A., Webster, M.J., Chung, M.Y., Chen, S.Y., Bai, Y.M., Barker, J.L., Barret, J.E., Li, X.X., Li, J., Benedek, D.M., & Ursano, R. (2011).** P11 expression and PET in bipolar disorders. *Journal of Psychiatric Research*, Vol. 45 No. 11, pp. 1426–1421, DOI: 10.1016/j.jpsychires.2011.06.006.
- 55. Zhang, T., Koutsouleris, N., Meisenzahl, E., & Davatzikos, C. (2015).** *Heterogeneity of structural brain changes*.
- 56. Nan Feng Jie (2016).** Discriminating Bipolar Disorder from Major.pdfsubtypes of schizophrenia revealed using magnetic resonance imaging. *Schizophrenia Bulletin*, Vol. 41, No. 1, pp. 74–84. DOI: 10.1093/schbul/sbu136.
- 57. Zhu, Q., Huang, J., & Xu, X. (2018).** Non negative discriminative brain functional connectivity for identifying schizophrenia on resting - state fMRI. *BioMedical Engineering OnLine*, Vol. 17, No. 32, pp. 1–15. DOI:10.1186/s12938-018-0464-x.

Article received on 05/05/2019; accepted on 28/05/2019.
Corresponding author is Jesús Jaime Moreno Escobar.